УДК: 004.8 https://doi.org/10.15407/jai2025.04.134

Ю. В. Писаренко[1], **К. В. Кармазін**[2]
[1,2]Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України, Україна
Проспект академіка Глушкова, 40, Київ, 03187
[1]newjulia1979@gmail.com
[1]https://orcid.org/0000-0001-8357-8614
[2]kirillkarmazin2301@gmail.com
[2]https://orcid.org/0009-0003-8852-8079

ВИКОРИСТАННЯ ШІ ДЛЯ ОБРОБКИ ТА АНАЛІЗУ ВЕЛИКИХ ОБСЯГІВ ДАНИХ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ З ІНТЕГРАЦІЄЮ МУЛЬТИАГЕНТНИХ СИСТЕМ

J. Pisarenko[1], **K. Karmazin**[2]
[1,2]V. M. Glushkov Institute of Cybernetics of the NAS of Ukraine, Ukraine
Akademika Hlushkova Ave, 40, Kyiv, 03187
[1]newjulia1979@gmail.com
[1]https://orcid.org/0000-0001-8357-8614
[2]kirillkarmazin2301@gmail.com
[2]https://orcid.org/0009-0003-8852-8079

USING AI FOR REAL-TIME BIG DATA PROCESSING AND ANALYSIS WITH INTEGRATION OF MULTI-AGENT SYSTEMS

Анотація. У роботі представлено інтегрований підхід до обробки та аналізу великих потоків даних у реальному часі з використанням методів штучного інтелекту, мультиагентних систем та багаторівневих архітектур управління. Особливу увагу приділено поєднанню технологій, що традиційно застосовуються окремо: систем управління безпілотними літальними апаратами, ситуаційних центрів, потокових відеосервісів та розподілених сенсорних мереж. Запропонована модель враховує стохастичний характер середовища, динамічність інформаційних потоків і обмеженість ресурсів, що є критичними чинниками для систем реального часу.

У статті сформовано багаторівневу мультиагентну архітектуру, яка включає центральні, регіональні та периферійні вузли, а також локальних агентів — дрони, сенсори та клієнтські відеопристрої. Розроблено математичну формалізацію взаємодії агентів і функцій винагороди, що забезпечують баланс між якістю сервісу, затримками, втратами даних та енергоспоживанням. Запропоновано використання алгоритмів мультиагентного підкріплювального навчання (MARL) для адаптивного вибору дій у режимі реального часу, а також створення цифрового двійника середовища для прогнозування майбутніх станів системи на основі глибинних і генеративних моделей.

Доведено, що поєднання edge-обчислень, ієрархічного прийняття рішень та локальної автономності агентів підвищує резильєнтність системи, забезпечує стабільну якість роботи в умовах зовнішніх збурень і дозволяє ефективно масштабувати інфраструктуру. Результати дослідження формують наукове підґрунтя для створення адаптивних, стійких і самонавчальних цифрових екосистем нового покоління, здатних до інтелектуальної обробки великих потоків даних у реальному часі.

Ключові слова: штучний інтелект, мультиагентні системи, обробка даних у реальному часі, безпілотні літальні апарати, edge-обчислення, підкріплювальне навчання, потокове відео, якість досвіду (QoE), резильєнтність систем.

Abstract. This paper presents an integrated approach to real-time processing and analysis of large-scale data streams using artificial intelligence methods, multi-agent systems, and multi-layered control architectures. Particular attention is devoted to combining technologies that are traditionally applied separately: unmanned aerial vehicle (UAV) control systems, situational centers, streaming video services, and distributed sensor networks. The proposed model accounts for the stochastic nature of the environment, the dynamic behaviour of data flows, and resource constraints, which are critical factors for real-time systems.

The study develops a multi-level multi-agent architecture that includes central, regional, and edge nodes, as well as local agents such as drones, sensors, and client-side video devices. A mathematical formalization of agent interaction and reward functions is proposed to ensure a balance between service quality, latency, packet loss, and energy consumption. The use of multi-agent reinforcement learning (MARL) algorithms is introduced to support adaptive decision-making in real time, along with the development of a digital twin of the environment for predicting future system states using deep and generative models.

The results demonstrate that the integration of edge computing, hierarchical decision-making, and local agent autonomy significantly enhances system resilience, provides stable performance under external disturbances, and enables effective infrastructure scaling. The findings form a scientific foundation for designing adaptive, robust, and self-learning next-generation digital ecosystems capable of intelligent processing of large data streams in real time.

Keywords: artificial intelligence, multi-agent systems, real-time data processing, unmanned aerial vehicles, edge computing, reinforcement learning, video streaming, quality of experience (QoE), system resilience.

Вступ

Стрімкий розвиток цифрових технологій, інтернету речей, безпілотних авіаційних систем та глобальних мультимедійних платформ спричинив безпрецедентне зростання обсягів даних, що надходять у режимі реального часу. Такі дані включають телеметрію дронів, відеопотоки високої роздільної здатності, інформацію сенсорних мереж, сигнали моніторингу техноекологічних подій, а також трафік користувацьких сервісів у мобільних мережах. Класичні підходи до обробки та аналізу цих потоків стають недостатніми, оскільки вони не забезпечують необхідного рівня швидкодії, масштабованості та стійкості до невизначеності та зовнішніх збурень. У таких умовах виникає потреба в інтелектуальних методах, що дозволяють системам адаптуватися до змін середовища, самостійно приймати рішення та забезпечувати стабільність роботи інформаційної інфраструктури.

Штучний інтелект (ШІ), машинне навчання, глибинні нейронні мережі, генеративні моделі та навчання з підкріпленням сьогодні формують основу інноваційних підходів до обробки великих масивів даних. Використання цих технологій дозволяє не лише покращити точність прогнозування та швидкість аналізу, але й забезпечити резильєнтність систем – їх здатність підтримувати високий рівень якості та стабільності за умов зовнішніх збоїв, нерівномірних навантажень або часткових відмов. Особливої актуальності такі підходи набувають у системах управління повітряним простором, моніторингу складних техноекологічних ситуацій та потокової передачі мультимедійних даних, які є критичними для забезпечення безпеки, комунікаційної стійкості та доступності інформації.

Іншою ключовою тенденцією є перехід від централізованих систем до розподілених мультиагентних архітектур, у яких різнорідні програмні та апаратні компоненти функціонують як автономні агенти. Вони здатні не лише обробляти локальні дані, а й взаємодіяти між собою, узгоджуючи дії відповідно до глобальної мети системи. Такий підхід забезпечує масштабованість, зниження навантаження на центральні обчислювальні вузли, підвищення стійкості та оперативність реакції. Мультиагентні системи дозволяють інтегрувати аналітичні можливості edge-вузлів, потужність хмарних центрів обробки даних та автономність безпілотних платформ, створюючи єдиний інтелектуальний контур збору, аналізу та використання інформації.

Сучасні дослідження показують, що поєднання методів машинного навчання, RL-алгоритмів, генеративних моделей та кооперативної взаємодії агентів здатне суттєво підвищити якість прийняття рішень у реальному часі. Такі методи особливо ефективні у складних сценаріях — управління повітряним рухом дронів, аналіз потоків телеметрії, прогнозування мережевих параметрів, оптимізація відеостримінгу, а також у задачах контролю та попередження техноекологічних загроз. Використання інтелектуальних моделей у цих сферах дозволяє формувати резильєнтні інформаційні системи нового покоління, здатні адаптуватися до динамічних умов та забезпечувати високий рівень надійності й ефективності.

У цьому дослідженні розглядається інтегрований підхід до обробки й аналізу великих потоків даних у реальному часі з використанням штучного інтелекту та мультиагентних систем. Робота спрямована на узагальнення сучасних тенденцій, формалізацію ключових моделей, побудову багаторівневої архітектури інтерактивної

взаємодії агентів та визначення принципів підвищення резильєнтності систем управління й потокових сервісів. Особлива увага приділяється поєднанню методів прогнозування, адаптивного прийняття рішень та генеративних моделей для розробки інтелектуальних алгоритмів, здатних ефективно працювати в умовах змінного середовища та обмежених ресурсів. Дана тема є продовженням попередніх досліджень, присвячених розробці системи підвищення контролю за повітряним простором «Control_TEA» [1, 2, 3].

Постановка проблеми

Сучасні цифрові системи дедалі частіше функціонують у середовищах, що характеризуються високою динамічністю, гетерогенністю даних та значним рівнем невизначеності. До таких систем належать: платформи моніторингу повітряного простору з використанням безпілотних літальних апаратів, розподілені сенсорні мережі техноекологічного контролю та сервіси потокового відео, які обслуговують мільйони користувачів. Спільною рисою цих систем є постійне надходження великих обсягів інформації у режимі реального часу, що потребує оперативної обробки, аналізу та прийняття рішень. Класичні централізовані архітектури, а також традиційні методи обробки сигналів та статистичного аналізу виявляються недостатніми для забезпечення високої продуктивності та надійності таких систем, особливо в умовах стрімких змін середовища.

Основна проблема полягає у тому, що інформаційні потоки сучасних динамічних систем суттєво варіюють за обсягом, структурою та частотою надходження. У системах дронів та ситуаційних центрів це може проявлятися у непередбачуваних змінах траєкторій рухомих об’єктів, коливаннях якості зв’язку, різкій зміні кількості активних пристроїв або появі потенційно небезпечних подій. У потокових мультимедійних сервісах збурення виникають у вигляді коливань пропускної здатності каналів передачі, нестабільності мережевих характеристик, перевантажень у пікові періоди та порушень безперервності відеопотоку. У таких умовах системи, що працюють за фіксованими правилами або не враховують змін середовища, стають нестабільними, що призводить до деградації якості функціонування або повної втрати керованості.

Другою важливою складовою проблеми є потреба у резильєнтності – здатності системи підтримувати стабільний робочий стан навіть за умов часткових відмов, затримок, втрати даних чи нестабільних каналів зв’язку. Наявні методи обробки потоків даних здебільшого орієнтовані на досягнення високої середньої продуктивності, але не враховують стабільність та повторюваність результатів у часі. Це особливо критично для децентралізованих систем, у яких кожний агент (дрон, сенсор, відеоклієнт, edge-вузол) може втратити зв’язок, зазнати перевантаження або отримати некоректні дані. У традиційних архітектурах така відмова призводить до каскадних порушень, що унеможливлює забезпечення високого рівня доступності та якості сервісу.

Проблема ускладнюється ще більше через обмеженість ресурсів: пропускної здатності, обчислювальної потужності, енергоспоживання пристроїв та затримки у передачі даних. Безпілотні апарати мають обмежений запас енергії та вимоги до мінімізації ваги апаратної частини, що унеможливлює виконання складних обчислень на борту. Потокові відеосервіси повинні адаптувати бітрейт і якість у реальному часі без додаткового навантаження на мережеву інфраструктуру. Сенсорні мережі техноекологічного контролю повинні працювати у режимі низького енергоспоживання, іноді — у важкодоступних місцях, що обмежує можливості передачі повних даних для централізованої обробки.

В умовах динамічності та великих обсягів інформації традиційні підходи до управління потоками даних не забезпечують необхідної адаптивності, стійкості та ефективності. Відсутність механізмів автономного прийняття рішень

призводить до затримок, перевантаження каналів, втрат критичних даних та неможливості оперативного реагування на зміни ситуацій. Водночас централізована обробка даних не дозволяє масштабувати систему відповідно до зростання кількості агентів.

Таким чином, постає науково-практична проблема: розробка інтелектуальних підходів та мультиагентних архітектур, які здатні забезпечувати адаптивну, стійку та ефективну обробку великих потоків даних у реальному часі, враховуючи стохастичну природу середовища, обмеженість ресурсів та потребу у резильєнтності системи в цілому.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасний стан наукових досліджень у сфері обробки великих потоків даних у реальному часі охоплює кілька ключових напрямів: інтелектуальні системи керування безпілотними літальними апаратами (UAV), архітектури ситуаційних центрів, методи адаптивної потокової передачі відео, оптимізацію якості користувацького досвіду (QoE), а також мультиагентні та федеративні підходи до штучного інтелекту. З огляду на міждисциплінарний характер проблеми, актуальним є аналіз робіт, що представляють різні домени – від UAV-інфраструктур до багатокористувацьких мультимедійних систем.

Першу групу робіт складають праці, присвячені побудові інтелектуальних систем збору й обробки телеметрії, організації інформаційного середовища та створенню багаторівневої інфраструктури для управління UAV. У роботі Pisarenko J. та Melkumyan E. [1] представлено структуру системи зберігання даних «CONTROL_TEA», де наголошено на потребі ефективного агрегування, структуризації та доступу до телеметрії дронів. Ідея створення модульного інформаційного сховища стає фундаментальною для систем реального часу, у яких дані надходять з неоднорідних джерел та потребують швидкої інтеграції для моделювання ситуаційної обстановки.

У продовження цього напряму Melkumian K., Pisarenko J. і Koval A. [2] описують організацію регіональних ситуаційних центрів інтелектуальної системи «CONTROL_TEA», показуючи взаємодію між мобільними та стаціонарними елементами інфра-структури. Дослідження наголошує на важливості координації між центрами, а також на необхідності обробки даних у динамічних умовах, коли навантаження на мережу та інформаційні канали можуть швидко змінюватися. Це підкреслює роль гнучких архітектур і мультиагентних схем.

У роботі Pisarenko J. et al. [3] продовжено розвиток концепції регіональних ситуаційних центрів і підкреслено роль інтелектуальних процедур для обробки телеметрії, зокрема алгоритмів розпізнавання, аналізу маршруту та визначення загроз. Автори підкреслюють, що масштабованість і відмовостійкість таких систем безпосередньо залежать від здатності адаптувати алгоритми до змінних умов зовнішнього середовища.

Загалом, ці роботи окреслюють фундаментальні принципи побудови систем управління UAV та ситуаційних центрів, але в них недостатньо глибоко розглянуто питання застосування новітніх методів штучного інтелекту — зокрема глибинних нейронних мереж, multi-agent RL та генеративних моделей – для підвищення якості аналізу й резильєнтності обробки даних.

Другий значний за обсягом кластер наукових робіт стосується потокового відео, яке є однією з найдинамічніших сфер обробки даних у реальному часі. Сучасні мультимедійні сервіси стикаються з проблемами варіативності мережевих умов, затримок, втрат даних і потребами мільйонів паралельних клієнтів.

Artioli E. [4] розглядає застосування генеративних моделей штучного інтелекту для відновлення відео та компенсації втрат у HTTP Adaptive Streaming (HAS). Це демонструє, що перехід від традиційних алгоритмів ABR до моделей ШІ дозволяє

компенсувати нестабільність мережі та підвищувати якість сприйняття.

У роботі Wang Y., Aggarwal V., Lan T. [5] запропоновано мультиагентний підхід до оптимізації QoE в реальному часі. Вчені підкреслюють, що коли кілька клієнтів змагаються за пропускну здатність каналу, оптимальним є саме мультиагентне навчання, оскільки воно враховує поведінку інших агентів і розподіл ресурсів у мережі. Це дозволяє уникати конфліктів і зменшувати коливання QoE.

Li Y. et al. [6] доповнюють тему короткими відео та середовищами з різкими змінами пропускної здатності мережі. Автори показують, що класичні ABR-алгоритми працюють нестабільно в таких умовах, а поєднання мультиагентного RL з експертним керуванням дозволяє досягти стійкішої поведінки.

Souane N., Bourenane M., Douga Y. [7], досліджуючи глибинне RL для відеострімінгу, демонструють переваги adaptive streaming з елементами ШІ над простими евристичними правилами. Автори вказують, що deep RL здатен адаптуватися до невідомих сценаріїв, що робить системи більш резильєнтними.

Ajeyprasaath K. B. і Vetrivelan P. A. [8] аналізують гібридні ML-підходи у 5G-мережах, де висока динамічність каналів потребує адаптивних стратегій прийняття рішень. Результати демонструють значні покращення QoE та зменшення затримок.

Ключовою працею оглядового характеру є дослідження Peroni L. та Gorinsky S. [9], де представлено end-to-end модель відеострімінгу, включно з етапами захоплення, кодування, доставки та адаптації на клієнтському боці. Вони показують, що адаптація має бути багаторівневою й включати не тільки бітрейт, але також буферизацію, планування сегментів та передбачення пропускної здатності.

Tang, Xiangdong, Chen, Fei і He, Yunlong [10] запропонували edge-орієнтоване рішення для відеострімінгу з мультиагентним RL. Вони показують, що перенесення частини обробки на edge-пристрої дозволяє значно зменшити затримки та покращити QoE.

Дослідження immersive відео та стрімінгу 360° є новітнім напрямом. MANSY, представлене Duo W. et al. [11], використовує ансамблеве та репрезентаційне навчання у поєднанні з RL для адаптації immersive streaming. Цей підхід дозволяє передбачати багатовимірні патерни перегляду і адаптувати параметри стрімінгу завчасно.

У роботі Haopeng W. et al. [12] розглянуто мультиагентну DRL-архітектуру з multi-viewpoint prediction, що дозволяє підлаштовувати бітрейт у динамічних VR-сценаріях. Автори доводять, що підхід MADRL значно покращує стабільність та якість потоків.

Особливе місце займає робота Alireza M., Chakareski J. та Mastronarde N. [13], де стрімінг 360° відео організовано через UAV-мережі. Це – перше масштабне дослідження, яке об’єднує UAV, edge-комунікації, layered encoding та deep RL. Показано, що UAV-асистований стрімінг може покращувати покриття і забезпечувати кращу якість служби у щільних міських середовищах.

Hwang, Sangwon et al. [14] демонструють можливості мульти-агентного deep RL у системах децентралізованого MEC (Mobile Edge Computing) для UAV. Автори показують, що UAV-агенти можуть самостійно виконувати розподіл задач, балансування навантаження та енергетичне планування, що є вкрай актуальним для реального часу.

Завершує групу дослідження Jing Y. et al. [15], де розглянуто федеративне мультиагентне навчання. Цей підхід дозволяє навчати спільну модель без обміну “сирими” даними — важливо для безпеки, приватності та великих сенсорних мереж.

Разом ці роботи формують сучасну наукову базу, але водночас демонструють прогалини: відсутність єдиної архітектури, яка б поєднувала UAV, ситуаційні центри, adaptive streaming, edge-обробку та мультиагентний ШІ.

Мета дослідження

Мета даного дослідження полягає у розробці комплексного науково обґрунтованого підходу до обробки та аналізу великих потоків даних у реальному часі на основі інтеграції методів штучного інтелекту, глибинного та підкріплювального навчання, генеративних моделей, мультиагентних систем та багаторівневої архітектури взаємодії інформаційних компонентів. Особлива увага приділяється поєднанню технологій, які традиційно розвиваються окремо – систем управління безпілотними літальними апаратами, ситуаційних центрів, сенсорних мереж та адаптивних мультимедійних сервісів – з метою створення єдиної резильєнтної інфраструктури, здатної працювати в умовах динамічних, нерівномірних та непередбачуваних інформаційних потоків.

У межах поставленої мети передбачається вирішення низки взаємопов'язаних наукових завдань, спрямованих на формалізацію, моделювання та оптимізацію процесів обробки даних у складних багатокомпонентних середовищах. Насамперед дослідження орієнтоване на побудову багаторівневої мультиагентної архітектури, яка охоплює центральні, регіональні та периферійні (edge) вузли, а також кінцевих агентів – дрони, сенсори та клієнтські пристрої потокового відео. Важливим завданням є визначення ролей, функцій та алгоритмічних взаємозв'язків між різними групами агентів, а також формування моделей спільної поведінки, які дозволяють системі оптимально реагувати на зміни зовнішніх умов.

Ключовим аспектом є формалізація процесів прийняття рішень агентами в умовах стохастичної динаміки. Для цього дослідження ставить за мету визначити функції винагороди, критерії оптимальності та метрики якості, які відображають реальні вимоги системи – стабільність роботи, мінімізацію затримок, зменшення втрат даних, забезпечення високого рівня QoE та підтримання резильєнтності в умовах зовнішніх збурень. Особливе місце приділяється аналізу й подальшій оптимізації метрики Resilient Quality of Experience (RQE), що характеризує стабільність якості сприйняття інформаційних потоків у часі та дозволяє порівнювати ефективність інтелектуальних підходів.

Важливим компонентом мети дослідження є створення моделі цифрового двійника інформаційного середовища, яка забезпечуватиме можливість прогнозування поведінки системи на основі глибинних нейронних мереж (зокрема LSTM, GRU) та генеративних моделей. Така модель дозволить прогнозувати пропускну здатність мережі, передбачати можливі вузькі місця в потоці даних та оцінювати ризики виникнення критичних ситуацій у середовищі UAV або під час потокового відеостримінгу.

Дослідження також спрямоване на розробку інтегрованих алгоритмів оптимізації, які поєднують методи підкріплювального навчання (RL), мультиагентного RL (MARL) та федеративного навчання. Мета полягає у створенні таких методів, що дозволять агентам автономно адаптуватися до умов обмежених ресурсів, мінливого навантаження та обмеженої доступності повної інформації. Зокрема, важливим завданням є вивчення можливостей MARL для забезпечення кооперативної поведінки між агентами різних рівнів та адаптації локальних стратегій до глобальних цілей системи.

Окремою складовою мети дослідження є визначення принципів побудови резильєнтної інфраструктури обробки даних, здатної протистояти частковим відмовам, втратам каналів зв'язку, різкому зростанню навантаження та зовнішнім дестабілізуючим факторам. У межах цього розробляються алгоритми горизонтального перерозподілу ресурсів між edge-вузлами, механізми локального прийняття рішень у разі втрати зв'язку з вищими рівнями та адаптивні схеми відновлення інформаційних потоків.

Таким чином, загальна мета дослідження полягає у створенні цілісної, гнучкої та інтелектуальної архітектури обробки потоків даних у реальному часі, яка поєднує різні технологічні домени,

забезпечує високу продуктивність та стійкість до зовнішніх змін, а також дозволяє формувати нове покоління адаптивних, самонавчальних та масштабованих інформаційних систем.

Виклад основного матеріалу

У контексті інформаційного середовища функціонування дронів застосування ШІ забезпечує автоматизацію збору, фільтрації та аналізу телеметрії, виявлення рухомих об'єктів, а також прогнозування маршрутів і загроз. Інтелектуальні алгоритми дозволяють оптимізувати розміщення сенсорів і радарів, розпізнавати ситуації «свій-чужий» та підвищувати ефективність регіональних і мобільних ситуаційних центрів. Аналогічні механізми відіграють ключову роль у сучасних потокових сервісах, де необхідно забезпечити стабільний Quality of Experience (QoE) за умов варіативного мережевого трафіка. Розробка нових метрик, зокрема Resilient Quality of Experience (RQE), дозволяє оцінювати не лише середню якість, але й стабільність системи при зовнішніх збуреннях.

Математична формалізація задачі обробки потоків у реальному часі. Нехай *X(t)* — потік даних (телеметрія, відео, сенсорні дані), а *C(t)* — пропускна здатність каналу зв'язку. Задача ШІ-системи — знайти оптимальну політику π^*, що максимізує функціонал якості:

$$\pi^* = arg\max_{\pi} \mathbb{E}\left[R(X(t), C(t), a_t)\right],$$

де a_t – дія агента (вибір бітрейту, маршруту, режиму передачі, пріоритету); E[R] – це середнє очікуване значення винагороди, яке система отримає при виконанні певної політики π в умовах випадковості (зміни мережі, зміни потоку даних, стохастичної поведінки середовища). Функція винагороди може мати вигляд:

$$R = \alpha \cdot QoE - \beta \cdot D_{lag} - \gamma \cdot P_{loss},$$

де D_{lag} – Delay lag, характеризує загальну затримку, що накопичується у системі. Чим більший D_{lag}, тим повільніше система реагує на зміни, тому він має негативний вплив на якість. P_{loss} – Packet loss, частка або ймовірність втрати даних під час трансмісії. У потоковому відео це призводить до артефактів та зниження чіткості, а в системах дронів – до втрати телеметрії або некоректних вимірювань. α – коефіцієнт важливості QoE, показує наскільки пріоритетною є якість (відео/даних) для системи. При великому α – алгоритм максимально підсилює QoE, а при малому α – система більше фокусується на стабільності, а не на якості. β – коефіцієнт штрафу за затримку. Це ваговий параметр, який визначає наскільки критичною є затримка для конкретної системи. γ – коефіцієнт штрафу за втрати пакетів.

Мультиагентна система реального часу. Ситуаційні центри, дрони, edge-вузли та клієнтські пристрої потокового відео можуть бути представлені як агенти:

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\},$$

які взаємодіють через стан середовища:

$$s_{t+1} = f(s_t, a_t^1, a_t^2, \dots, a_t^n).$$

Кооперативна ціль системи визначається як:

$$\max_{\{\pi_i\}} \sum_{i=1}^{n} R_i,$$

що дозволяє забезпечити узгодженість дій (наприклад, оптимальний розподіл частот, маршрутизація потоків, керування пріоритетами трафіка).

Запропонована мультиагентна архітектура поєднує ієрархічне управління (центральні та регіональні центри) з децентралізованим прийняттям рішень на рівні edge-вузлів, дронів та клієнтських пристроїв (агентів RL). Це дозволяє масштабовано обробляти великі обсяги даних у реальному часі та адаптовано реагувати на зміни мережевих і ситуаційних умов. Схему мультиагентної архітектури наведено на рисунку 1.

Центральний ситуаційний центр (ЦСЦ). Виконує роль глобального координатора та агента вищого рівня. Формує загальні політики: правила

безпеки, обмеження для польотів дронів, пріоритети трафіка, стратегії розподілу ресурсів. Агрегує історичні дані та результати аналітики з регіональних центрів та edge-вузлів, навчає глобальні моделі (наприклад, моделі прогнозу навантаження мережі або ризикових зон для польотів UAV).

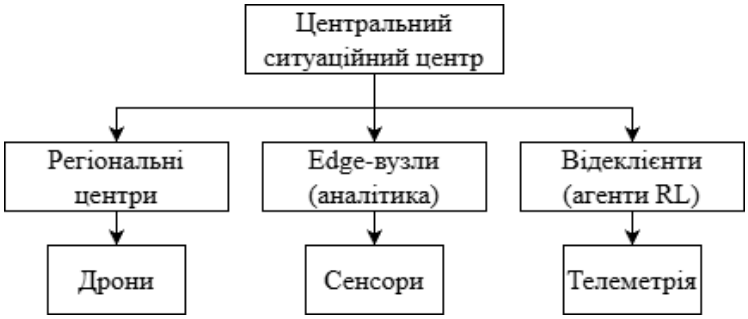

Рис. 1. Схема мультиагентної архітектури

Регіональні ситуаційні центри (РСЦ). Є проміжними агентами-координаторами, відповідальними за конкретні географічні або логічні зони. Виконують регулювання локальних сценаріїв: планування маршрутів дронів у регіоні, моніторинг локальних техноекологічних подій, балансування навантаження між edge-вузлами. Містять локальні моделі, адаптовані до специфіки регіону (особливості рельєфу, щільність об'єктів, типове мережеве навантаження).

Edge-вузли (периферійна аналітика). Розташовані ближче до джерел даних (дронів, сенсорів, клієнтських пристроїв). Виконують передобробку та агрегацію даних: фільтрацію шумів, детекцію аномалій, локальну комп'ютерну візію, класифікацію подій. Містять агентів локального прийняття рішень, які можуть: змінювати параметри потоків (бітрейт, частота передачі телеметрії); запускати або зупиняти локальні сервіси; ініціювати оповіщення до РСЦ/ЦСЦ у разі критичної події.

Дрони (UAV) та сенсорні вузли (IoT). Виступають як агенти-джерела даних та частково як агенти-виконавці. Збирають телеметрію (координати, висота, швидкість, стан батареї), відео, дані про навколишнє середовище. Можуть реалізовувати просту локальну логіку: уникнення зіткнень; базова реакція на локальні загрози; перехід у безпечний режим при втраті зв'язку.

Відеоклієнти / оператори / користувацькі пристрої (агенти RL). Для потокового відео – клієнтські агенти RL, які: обирають бітрейт, частоту запитів сегментів; адаптуються до стану мережі (прогноз пропускної здатності, затримки, втрат пакетів). Для операторів ситуаційних центрів – інтерфейси, які надають інтерактивні панелі, рекомендації ШІ та можливість людського втручання у критичних випадках.

Для забезпечення прогнозування та моделювання в реальному часі пропонується створення цифрового двійника інформаційного середовища, що включає: моделі мережевих характеристик (пропускна здатність, варіативність, структура затримок), моделі поведінки UAV (траєкторії, енергоспоживання, ризики), моделі потокового відео (битрейт, буферизація, параметри кодеків), моделі сенсорних потоків (частота, шум, ймовірність втрат), моделі навантаження edge-вузлів.

Цифровий двійник може використовувати LSTM-мережі, Transformers або Generative Flow Models для прогнозування майбутніх станів системи на основі багатовимірної історії. Це дозволяє виявляти потенційні вузькі місця (bottlenecks), прогнозувати критичні події та завчасно коригувати дії агентів.

У системі реалізовано декілька рівнів забезпечення резильєнтності:

– Локальна автономність агентів. У разі порушення зв'язку мобільні агенти (UAV, сенсори, клієнтські пристрої) переходять у режим локального ухвалення рішень.

– Горизонтальне масштабування на рівні edge-вузлів. Розподіл навантаження між сусідніми вузлами у разі перевантаження або збоїв.

– Адаптивне керування параметрами відео/телеметрії. Динамічна зміна частоти запитів, бітрейту, інтенсивності потоків відповідно до стану мережі.

– Ієрархічне відновлення після відмов. Система послідовно відновлює зв'язність і синхронізує стан між агентами різних рівнів.

Ключовим показником є Resilient Quality of Experience (RQE), що враховує не лише середню якість, а й стабільність у часі, критичність затримок та ймовірність деградації сервісу.

Модель багаторівневої взаємодії агентів. Модель можна представити як багаторівневу мультиагентну систему, де кожен рівень має свій стан та дії, але всі вони узгоджуються через загальну мету.

Нехай, $s_t^{(g)}$ – глобальний стан (знання ЦСЦ), $s_t^{(r)}$ – регіональний стан для конкретного РСЦ, $s_t^{(e)}$ – локальний стан edge-вузла, $s_t^{(l)}$ – локальний стан дрона/клієнта.

Тоді динаміка системи може описуватись як:

$$s_{t+1}^{(l)} = f_l\left(s_t^{(l)}, a_t^{(l)}, o_t^{(e)}\right),$$
$$s_{t+1}^{(e)} = f_e\left(s_t^{(e)}, a_t^{(e)}, o_t^{(r)}, \{o_t^{(l)}\}\right),$$
$$s_{t+1}^{(r)} = f_r\left(s_t^{(r)}, a_t^{(r)}, o_t^{(g)}, \{o_t^{(e)}\}\right),$$
$$s_{t+1}^{(g)} = f_g\left(s_t^{(g)}, a_t^{(g)}, \{o_t^{(r)}\}\right),$$

де: $a_t^{(\cdot)}$ – дії агентів відповідного рівня, $o_t^{(\cdot)}$ – спостереження/дані, що надходять з нижчих рівнів.

Це дозволяє формалізувати ієрархічне RL / multi-agent RL, де: ЦСЦ визначає довгострокову політику, РСЦ – тактичний рівень, edge-вузли та локальні агенти – операційний рівень.

Потоки даних та знань у мультиагентній архітектурі. Можна виокремити три основні типи потоків: потоки "сирих" даних, потоки керуючої інформації, потоки знань/моделей.

Потоки "сирих" даних (data plane). Телеметрія з дронів, відеопотоки, дані сенсорів. Передаються вгору: Дрони/IoT → Edge → РСЦ → ЦСЦ. Частина обробки виконується in-place на edge (фільтрація, агрегація, виявлення аномалій).

Потоки керуючої інформації (control plane). Команди, політики, конфігурації: ЦСЦ → РСЦ → Edge → дрони/клієнти. Наприклад, зміна зон заборони польотів, пріоритетів потоків, обмеження максимального бітрейту.

Потоки знань/моделей (knowledge plane). Розподіл навчених моделей ШІ: глобальні моделі (прогноз мережі, класифікація подій) поширюються з ЦСЦ до РСЦ та edge; локальні уточнені моделі можуть навчатися на edge та «підніматися» вгору (federated learning / continual learning).

Мультиагентний підхід дозволяє побудувати резильєнтну систему, яка продовжує функціонувати при відмові окремих рівнів. Наприклад, при втраті зв'язку з ЦСЦ РСЦ та edge-вузли можуть тимчасово працювати за останніми відомими політиками або локальними моделями. Перерозподіляє навантаження між агентами, якщо один edge-вузол перевантажений, РСЦ може перекинути частину потоків на сусідні вузли. Адаптується до мережевих обмежень. Клієнтські агенти RL та дрони/сенсори можуть зменшувати частоту передачі, обирати менший бітрейт чи режим «low-power» при критичних умовах.

Резильєнтність можна формально пов'язати з метрикою RQE, яка враховує стабільність якості в часі, а також здатність системи підтримувати робочий стан при часткових відмовах.

Обидві системи – «Control_TEA» та адаптивне потокове відео — мають спільні риси:

– необхідність обробки великих обсягів даних у реальному часі;

– мінливість середовища (мережа, траєкторії, навантаження);

– критичність рішень (моніторинг територій, безпека, онлайн-сервіси);

– важливість прогнозування майбутнього стану системи.

У проєктах, присвячених техноекологічним подіям, ШІ забезпечує розпізнавання рухомих об'єктів, оптимізацію маршрутів, аналіз рельєфу для розміщення радарів та облік дронів. Водночас у відеосервісах LSTM/GRU-моделі прогнозують пропускну здатність, RL-алгоритми оптимізують вибір бітрейту, а генеративні моделі (GAN, diffusion networks) реконструюють спотворені кадри.

Узагальнений підхід передбачає побудову цифрового двійника середовища:

$$\hat{X}(t+1) = F_\theta(X(t), X(t-1), \ldots, C(t)),$$

де F_θ – нейромережева модель прогнозування. Далі інтегрований агент приймає рішення:

$$a_t = \pi(F_\theta(X), s_t).$$

Таким чином формується петля інтелектуальної адаптації: потік даних → прогноз → оптимізація → дія → збір нових даних → …

Практична значущість. Дрони та техноекологічні події: моніторинг територій, контроль повітряного простору, розпізнавання загроз, оптимізація розміщення сенсорних вузлів.

Потокові сервіси: стабільність QoE/RQE, оптимізація трафіка 4G/5G, зменшення буферизації, підвищення ефективності edge-обробки.

Спільний ефект: формування резильєнтної цифрової інфраструктури, здатної до самоадаптації, кооперації агентів та стійкої роботи у динамічних умовах.

Висновки

У результаті проведеного дослідження було сформовано цілісний підхід до обробки та аналізу великих потоків даних у реальному часі з використанням інтелектуальних методів штучного інтелекту, мультиагентних систем, генеративних моделей та багаторівневих архітектур взаємодії інформаційних компонентів. Аналіз сучасних наукових робіт показав, що попри значний розвиток окремих напрямів — таких як адаптивний відеострімінг, обробка телеметрії безпілотних літальних апаратів, edge-комп'ютинг, оптимізація QoE та моделі мультиагентного підкріплю-вального навчання — усе ще відсутні інтегровані рішення, які б поєднували ці технології в єдину резильєнтну систему. Це підтверджує актуальність поставленої проблеми та необхідність формування нового науково-практичного підходу до керування складними інформаційними екосистемами.

У роботі було визначено, що ключовою умовою ефективного функціонування таких систем є забезпечення адаптивності та стійкості до зовнішніх збурень, динамічних змін у навантаженні, втрат даних та обмеженості ресурсів. Розроблена в межах дослідження концепція мультиагентної архітектури демонструє, що узгоджена взаємодія між центральним, регіональним і периферійним рівнями управління дозволяє значно підвищити стабільність інформаційних потоків. Розподіл обов'язків між агентами різних рівнів, здатність до локального прийняття рішень та застосування алгоритмів підкріплювального навчання створюють можливості для побудови гнучких систем, які можуть реагувати на зміни середовища в режимі реального часу.

Особливо важливим результатом дослідження є формалізація моделей взаємодії агентів, визначення критеріїв оптимізації та побудова функцій винагороди, що дозволяють оцінювати якість роботи системи не лише з позиції продуктивності, а й з урахуванням стабільності, якості досвіду (QoE), часу реакції, масштабованості та резильєнтності до відмов. Така формалізація відкриває можливість для побудови цифрових двійників інформаційних середовищ, які здатні прогнозувати майбутні стани системи, здійснювати контроль ризиків та оптимізувати поведінку агентів на основі глибинних нейронних мереж і генеративних моделей.

У межах роботи було обґрунтовано, що мультиагентний підхід є одним із

найбільш перспективних напрямів подальшого розвитку систем обробки даних у реальному часі, оскільки він дозволяє інтелектуально розподіляти функції між численними децентралізованими компонентами, забезпечувати автономність, адаптивність і колективну оптимізацію. Впровадження таких моделей у системи управління UAV, ситуаційні центри, сенсорні мережі та сервіси потокового відео може суттєво покращити їх ефективність і надійність.

Таким чином, результати дослідження підтверджують важливість інтеграції методів штучного інтелекту, мультиагентних систем, edge-обробки та глибинного навчання для створення резильєнтних цифрових екосистем нового покоління. Подальші роботи можуть бути спрямовані на розробку прототипів таких систем, проведення експериментальних досліджень, валідацію моделей на реальних даних телеметрії та відеострімінгу, а також на вивчення можливостей використання федеративних моделей мультиагентного навчання для підвищення безпеки, швидкодії та масштабованості інформаційних інфраструктур.

Література

1. J. Pisarenko, and E. Melkumyan, "The Structure of the Information Storage "CONTROL_TEA" for UAV Applications," IEEE 5th International Conference "Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD)" (October 22-24, 2019), pp. 274–277.
DOI: 10.1109/APUAVD47061.2019.8943938

2. Kateryna Melkumian, Julia Pisarenko, Alexander Koval, Organization of regional situational centers of the intelligent system «CONTROL_TEA» using UAVs, 2021 IEEE 6th International Conference Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD), Kyiv, Ukraine2021.
DOI: 10.1109/APUAVD53804.2021.9615416

3. Pisarenko J., Melkumyan K., Varava I., Koval O., Chumakova N. About the organization of regional situational centers of the intellectual system “Control_TEA” with the use of UAVs. Artificial intelligence. Kyiv, 2022. No. 1. P. 275-287.
DOI: 10.15407/jai2022.01.275

4. Artioli E. Generative AI for HTTP Adaptive Streaming // Proceedings of the 15th ACM Multimedia Systems Conference (MMSys ’24). – New York: Association for Computing Machinery, 2024. – P. 516–519. DOI: 10.1145/3625468.3652912.

5. Wang Y., Aggarwal V., Lan T. Learning-Based Online QoE Optimization in Multi-Agent Video Streaming // Algorithms. – 2022. – Vol. 15, No. 7.
DOI: 10.3390/a15070227.

6. Li Y., Zheng Q., Zhang Z., et al. Improving ABR Performance for Short Video Streaming Using Multi-Agent Reinforcement Learning with Expert Guidance // Proceedings of the 2023 ACM Conference on Multimedia Systems. – 2023.
DOI: 10.48550/arXiv.2304.04637.

7. Souane N., Bourenane M., Douga Y. Deep-Reinforcement-Learning-Based Approach for Video Streaming: Dynamic Adaptive Video Streaming over HTTP // Applied Sciences. – 2023. – Vol. 13, No. 21. DOI: 10.3390/app132111697.

8. Ajeyprasaath K. B., Vetrivelan P. A Hybrid Machine Learning Approach for Improvised QoE in Video Services over 5G Wireless Networks // Computers, Materials & Continua. – 2024. – Vol. 78. – P. 3195–3213. DOI: 10.32604/cmc.2023.046911.

9. Peroni L., Gorinsky S. An End-to-End Pipeline Perspective on Video Streaming in Best-Effort Networks: A Survey and Tutorial // ACM Computing Surveys. – 2025. – Vol. 57. DOI: 10.1145/3742472.

10. Tang, Xiangdong & Chen, Fei & He, Yunlong. Intelligent Video Streaming at Network Edge: An Attention-Based Multiagent Reinforcement Learning Solution // Future Internet. – 2023. – Vol. 15.
DOI: 10.3390/fi15070234.

11. Duo W., Panlong W., Miao Z., Fangxin W. MANSY: Generalizing Neural Adaptive Immersive Video Streaming with Ensemble and Representation Learning // IEEE Transactions on Mobile Computing. – 2025. – Vol. 24. – P. 1654-1668.
DOI: 10.1109/TMC.2024.3487175.

12. Haopeng W., Zijian L., Haiwei D., Abdulmotaleb S. MADRL-Based Rate Adaptation for 360° Video Streaming with Multi-Viewpoint Prediction // IEEE Internet of Things Journal. – 2024. – Vol. 11. – P. 26503-26517. DOI: 10.1109/JIOT.2024.3398548.

13. Alireza M., Chakareski J., Mastronarde N. ASL360: AI-Enabled Adaptive Streaming of Layered 360° Video over UAV-Assisted Wireless Networks // IEEE Global Communications Conference. – 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2509.10544.

14. Hwang, Sangwon & Lee, Hoon & Mintae, Kim & Lee, Inkyu. Multi-Agent Deep Reinforcement Learning for Decentralized Multi-UAV Mobile Edge Computing Networks // IEEE Internet of Things Journal. – 2023. – P. 1.
DOI: 10.1109/JIOT.2025.3527016.

15. Jing Y., Guo B., Nuo L., Ruonan X., Zhiwen Y. Federated multi-agent reinforcement learning: A comprehensive survey of methods, applications and challenges // Expert Systems with Applications. – 2025. – Vol. 293. DOI: 10.1016/j.eswa.2025.128729.

References

1. Pisarenko, J., & Melkumyan, E. (2019). The structure of the information storage “CONTROL_TEA” for UAV applications. IEEE 5th International

Conference on Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD), 274–277. https://doi.org/10.1109/APUAVD47061.2019.8943938

2. Melkumian, K., Pisarenko, J., & Koval, A. (2021). Organization of regional situational centers of the intelligent system "CONTROL_TEA" using UAVs. IEEE 6th International Conference on Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD).
https://doi.org/10.1109/APUAVD53804.2021.961541

3. Pisarenko, J., Melkumyan, K., Varava, I., Koval, O., & Chumakova, N. (2022). About the organization of regional situational centers of the intellectual system "CONTROL_TEA" with the use of UAVs. Artificial Intelligence, (1), 275–287.
https://doi.org/10.15407/jai2022.01.275

4. Artioli, E. (2024). Generative AI for HTTP adaptive streaming. In Proceedings of the 15th ACM Multimedia Systems Conference (MMSys '24) (pp. 516–519). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3625468.3652912

5. Wang, Y., Aggarwal, V., & Lan, T. (2022). Learning-based online QoE optimization in multi-agent video streaming. Algorithms, 15(7).
https://doi.org/10.3390/a15070227

6. Li, Y., Zheng, Q., Zhang, Z., et al. (2023). Improving ABR performance for short video streaming using multi-agent reinforcement learning with expert guidance. Proceedings of the 2023 ACM Conference on Multimedia Systems.
https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.04637

7. Souane, N., Bourenane, M., & Douga, Y. (2023). Deep-reinforcement-learning-based approach for video streaming: Dynamic adaptive video streaming over HTTP. Applied Sciences, 13(21).
https://doi.org/10.3390/app132111697

8. Ajeyprasaath, K. B., & Vetrivelan, P. (2024). A hybrid machine learning approach for improvised QoE in video services over 5G wireless networks. Computers, Materials & Continua, 78, 3195–3213. https://doi.org/10.32604/cmc.2023.046911

9. Peroni, L., & Gorinsky, S. (2025). An end-to-end pipeline perspective on video streaming in best-effort networks: A survey and tutorial. ACM Computing Surveys, 57. https://doi.org/10.1145/3742472

10. Tang, X., Chen, F., & He, Y. (2023). Intelligent video streaming at network edge: An attention-based multiagent reinforcement learning solution. Future Internet, 15. https://doi.org/10.3390/fi15070234

11. Duo, W., Panlong, W., Miao, Z., & Fangxin, W. (2025). MANSY: Generalizing neural adaptive immersive video streaming with ensemble and representation learning. IEEE Transactions on Mobile Computing, 24, 1654–1668.
https://doi.org/10.1109/TMC.2024.3487175

12. Haopeng, W., Zijian, L., Haiwei, D., & Abdulmotaleb, S. (2024). MADRL-based rate adaptation for 360° video streaming with multi-viewpoint prediction. IEEE Internet of Things Journal, 11, 26503–26517.
https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3398548

13. Alireza, M., Chakareski, J., & Mastronarde, N. (2025). ASL360: AI-enabled adaptive streaming of layered 360° video over UAV-assisted wireless networks. IEEE Global Communications Conference. https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.10544

14. Hwang, S., Lee, H., Kim, M., & Lee, I. (2023). Multi-agent deep reinforcement learning for decentralized multi-UAV mobile edge computing networks. IEEE Internet of Things Journal. https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3527016

15. Jing, Y., Guo, B., Nuo, L., Ruonan, X., & Zhiwen, Y. (2025). Federated multi-agent reinforcement learning: A comprehensive survey of methods, applications and challenges. Expert Systems with Applications, 293.
https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.128729

The article has been sent to the editors 04.12.25.
After processing 10.12.25.
Submitted for printing 30.12.25.

Copyright under license CCBY-SA4.0.